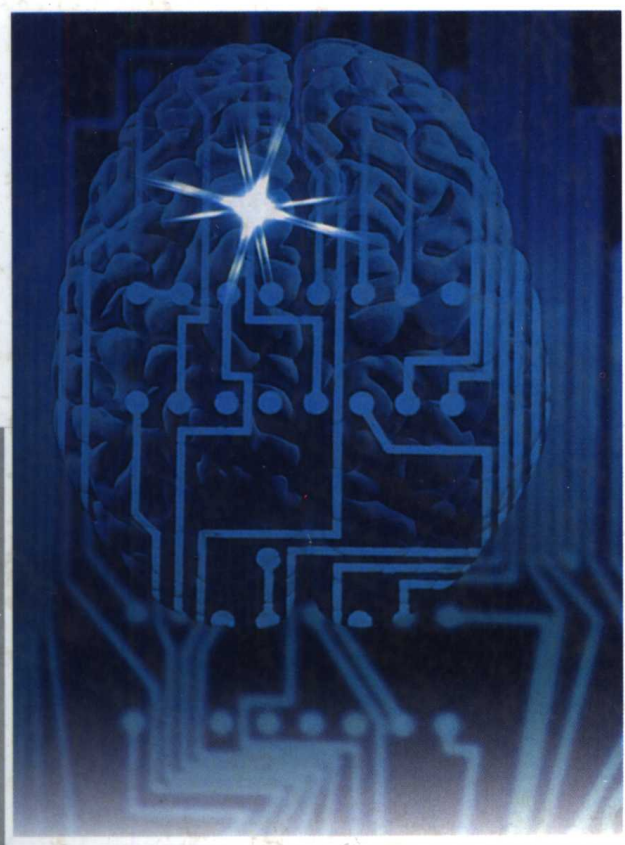


科学出版社

神经网络计算理论

——逻辑分析和时间表示

郭雷 郭宝龙 著



博士丛书 · 博士丛书 · 博士丛书 · 博士丛书

博 士 丛 书

神经网络计算理论

——逻辑分析和时间表示

郭 雷 郭宝龙 著

国家自然科学基金、国家重点基础研究发展规划、
863 国家高技术计划资助项目

科 学 出 版 社

2000

内 容 简 介

本书系统地论述了作者提出的神经网络逻辑分析理论和时间表示理论.全书共三篇,计12章(含绪论).第一篇为神经推理的理论研究部分,主要是对神经网络进行一般性的逻辑分析,并对神经网络的稳定性作了定性分析.第二篇为神经推理的应用基础研究,讨论了神经推理和神经网络表示逻辑的特点,展示了神经推理在具体应用中的规则描述和推理线路.第三篇为脉冲神经网络的时间表示理论,主要通过对脉冲元、脉冲神经网络、动态结构和随机时分等概念的论述,解决神经网络的时间表示问题.并通过模式识别和视觉曲线自激增强等问题,讨论了脉冲神经网络系统的应用模型、工作原理和算法实施方案.

本书适用于从事神经网络、人工智能、智能信息处理、机器人、计算脑科学、模式识别和智能系统等研究领域的科技工作者使用,亦可作为高等院校教师和研究生的教学及科研的参考用书.

图书在版编目(CIP)数据

神经网络计算理论——逻辑分析和时间表示/郭雷,郭宝龙著. -北京:科学出版社,2000.6

(博士丛书)

ISBN 7-03-008307-5

I. 神… II. ①郭… ②郭… III. 人工神经元网络-计算方法 IV. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2000)第 02617 号

出版

北京东黄城根北街16号
邮政编码 100717

科地五印厂印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

2000年6月第 一 版 开本:850×1168 1/32
2000年6月第一次印刷 印张:8 3/8
印数:1—2 000 字数:214 000

定价:21.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换〈新欣〉)

序

环顾当今世界,国家的发达,民族的振兴,无一例外地离不开科学技术的推动作用.年轻博士们历来是科技队伍中最活跃、最富创造性的生力军.他们的科研成果是学科发展强有力的推动力量,是体现一个国家高层次教育水平和科研水平的窗口.为了系统地反映年轻博士们的科研成果,促使他们的快速成长,加强国际国内的学术交流,在老一辈科学家的热心支持下,科学出版社决定出版一套《博士丛书》.

我们指导思想是突出本丛书的学术性、创造性、新颖性、先进性和代表性,使之成为所有青年博士平等竞争的学术舞台和优秀科研成果的缩影.

这套丛书以专著为主,并适时组织编写介绍学科最新进展的综述性著作.它将覆盖自然科学各个领域,是一套充分体现我国青年学者科研成果和特色的丛书.

丛书编委会将在由著名科学家组成的专家委员会指导下开展编辑工作.本丛书得到了国家自然科学基金委员会和全国博士后管理协调委员会的特别资助.在此我们深表谢意.

《博士丛书》编委会

一九九三年十月

《博士丛书》专家委员会

王 元	王 仁	母国光	庄逢甘
庄 毅	刘西拉	沈克琦	李 未
肖纪美	谷超豪	陈述彭	张光斗
郝柏林	赵忠贤	唐敖庆	郭慕孙
高景德	高为炳	谈德颜	阎隆飞
谢希德	路甬祥		

目 录

绪论	(1)
0.1 研究背景	(1)
0.2 逻辑推理研究及存在问题	(4)
0.3 神经推理与传统推理的区别	(7)
0.4 脉冲神经网络的时间表示和时间计算	(12)
0.5 本书内容概述	(15)

第一篇 神经网络的逻辑分析理论

第 1 章 二值神经网络的逻辑分析	(20)
1.1 引言	(20)
1.2 判决理论	(23)
1.3 一致和矛盾的基本定义	(26)
1.4 单个推理的动态行为	(28)
1.5 矛盾的测度和性质	(30)
1.6 计算机模拟	(34)
1.7 讨论	(36)
第 2 章 二值神经网络稳定性的定性分析	(38)
2.1 引言	(38)
2.2 稳定性的逻辑分析	(38)
2.3 全约束规则的稳定性分析	(44)
2.4 半约束规则的稳定性分析	(47)
2.5 计算机模拟	(49)
2.6 讨论	(51)
第 3 章 连续状态神经网络的逻辑分析	(54)
3.1 引言	(54)

3.2	连续状态神经网的判决原理·····	(55)
3.3	一致和矛盾·····	(60)
3.4	连续状态神经网的逻辑行为·····	(65)
3.5	模拟实验·····	(69)
3.6	讨论·····	(75)
第 4 章	约束满足神经网络 ·····	(76)
4.1	引言·····	(76)
4.2	约束满足神经网络·····	(77)
4.3	应用举例:一个典型的 CSP 问题 ·····	(83)
4.4	约束满足神经网络的控制系統·····	(85)
4.5	计算机模拟·····	(87)
4.6	讨论·····	(89)

第二篇 神经推理在智能问题中的应用

第 5 章	基于神经原理的区域分割神经推理系统 ·····	(91)
5.1	引言·····	(91)
5.2	神经原理的规则表示与结构·····	(92)
5.3	区域分割神经推理系统·····	(95)
5.4	系统的基本原理和系统方程·····	(98)
5.5	计算机模拟·····	(102)
5.6	讨论·····	(107)
第 6 章	关联性神经推理研究 ·····	(108)
6.1	引言·····	(108)
6.2	关联性神经推理·····	(109)
6.3	模式选择·····	(113)
6.4	模式分类·····	(116)
6.5	模拟实验·····	(118)
6.6	讨论·····	(121)
第 7 章	运动判决的关联性神经推理系统 ·····	(123)
7.1	引言·····	(123)

7.2	运动判决的神经推理系统·····	(125)
7.3	逻辑表示和关联推理规则·····	(128)
7.4	关联神经推理结构·····	(131)
7.5	运动判决推理系统结构和工作原理·····	(134)
7.6	模拟实验·····	(140)
7.7	讨论·····	(144)
第 8 章	传递性关系整合的神经推理系统 ·····	(147)
8.1	引言·····	(147)
8.2	传递性分析和关系传递规则·····	(148)
8.3	传递性关系整合的神经推理原理·····	(152)
8.4	关系整合及模拟实验·····	(158)
8.5	讨论·····	(160)

第三篇 神经网络的时间表示理论

第 9 章	脉冲神经网络的时间计算 ·····	(162)
9.1	引言·····	(162)
9.2	WCM 的识别原理 ·····	(163)
9.3	用于 WCM 的脉冲神经元·····	(165)
9.4	WCM 的实施 ·····	(167)
9.5	模式的识别·····	(173)
9.6	讨论·····	(176)
9.7	附录:方程(9.20)的证明 ·····	(176)
第 10 章	视觉曲线增强:随机时分组织自适应神经自激群 ·····	(178)
10.1	引言 ·····	(178)
10.2	自适应自激群 ·····	(180)
10.3	曲线随机搜索 TDS ·····	(186)
10.4	随机点火脉冲元 RFN ·····	(187)
10.5	随机选择单元 RSE ·····	(189)
10.6	连续曲线搜索的方案 ·····	(194)

10.7	搜索的时间控制和系统组成原理	(197)
10.8	TDS 的时分系统	(204)
10.9	时间滤波 TF	(207)
10.10	曲线自激积累	(209)
10.11	计算机模拟	(210)
10.12	讨论	(214)
第 11 章	视觉曲线增强:独立边界自增强算法	(216)
11.1	引言	(216)
11.2	轨迹自增强累积的原理	(218)
11.3	轨迹自增强的累积算法	(223)
11.4	实验结果	(238)
11.5	总结和讨论	(240)
参考文献		(242)

绪 论

0.1 研究背景

从 20 世纪 80 年代开始,掀起了神经网络研究的热潮.其根源是多方面的:首先,在知识处理、机器人控制、模式分类、计算机视觉和计算机工程等应用领域遇到了用传统的符号处理方法求解困难的问题^[184];其次,神经生物学方法和数据处理方法得到了极大地发展,同时计算机技术使得生物数据的模拟变得更容易和更实际;第三,一些重要的研究工作如 Hopfield^[34~37], Sejnowski 和 Hinton^[39~45], Grossberg 和 Carpenter^[55~71], Kohonen^[87~89] 和 Amari^[90,91] 等人的研究,还有 Rumelhart 与 McClelland 的 PDP 著作的出版^[46,47],引起了广大科技人员对神经网络研究的高度重视,这一研究热潮也推动了我国科技工作者在多学科上展开了广泛的研究^[142,149~181],并取得了一系列理论成就和应用成果.下面以神经网络研究的简要回顾为序开始介绍本书的研究背景.

神经网络研究早在 20 世纪 40 年代就已兴起.1943 年由 McCulloch 和 Pitts 提出了 McCulloch - Pitts 网络^[22],其中的神经元有 on 和 off 两个状态,分别对应神经元生理数据的点火(firing)和不点火;神经元接收到来自其他兴奋元的单个抑制性信号时不点火.当时,研究的对象不是单个神经元而是神经网络,网络中的连接有兴奋型和抑制型,但网络的连接是不能改变的,即网络没有学习能力.为了说明记忆和学习功能,1949 年 Hebb 描述了一种记忆机制以沟通心理学和神经生理的联系,这就是 Hebb 学习规则^[21];Hebb 规则调整权值的基本思想是:权的增量正比于权两端的神经元活性的相关程度,即每次学习改变的权值增量等于权两端神经元活性的乘积^[196].在此基础上, Rosenblatt 提出了 Percep-

tron(感知器)模型^[25], Widrow 建立了 ADALINE 模型^[96,97].

近 20 年来,神经网络研究的迅速发展是起源于物理学家的贡献.虽然早期的一些神经模型是来自统计物理的概念^[38],但物理学的方法却一直没有引起广泛的注意;直到 1982 年 Hopfield 的重要论文的发表^[34]才产生了广泛的影响,这主要是因为 Hopfield 建立了神经网络与电子实现电路之间、物理系统和神经网络之间的联系.除了 Hopfield 外,Amari 在神经网络动力学分析中强调了 Lyapunov 函数的重要性^[90,91],还有很多研究小组在研究神经网络的收敛性方面也做出了贡献,例如 Hummel 等人的工作^[99].在 Hopfield 之前很多人的工作已接近于能量函数的方法,如 Marr 和 Poggio 的立体视觉融合网络^[131];然而正是 Hopfield 的论文揭示了神经网络的重要性质,带动了一大批的研究人员.

Hopfield 使用能量函数的方法还导出了一个不很有效的联想记忆模型^[34,35],这也是神经网络的优化问题研究的开端. Hopfield 网络通过改变权值以降低存储矢量的能量,因此存储的矢量对应于能量曲线的局部极小点;然而这种方法因为经常产生不是存储模式的假的局部极小,所以只能有很小的存储量^[19]. Hinton 和 Sejnowski 提出了一种利用能量函数的不同方法^[42],即用问题规定的固定的边界条件设置全局(或接近全局)最小而不是设置最接近的局部最小;这种方法的缺点是网络会被局部极小所阻塞.幸运的是,这时 Kirkpatrick 等人提出了著名的模拟退火法^[20],通过增加热噪声以使系统在能量函数上爬坡改进了梯度下降的搜索方法.进而,通过将 Hopfield 和 Kirkpatrick 思想相结合就产生了另一个重要模型: Boltzmann 机^[41,46,170],在这种系统中,每个统计单元都有一个由相邻元的状态和它的连接权决定的能域(energy gap),它的状态的翻转是以能域的 Boltzmann 概率分布进行的. Hinton 等通过 Boltzmann 机的研究提出了一种新的学习算法^[41,46].

关于学习问题的研究, Rumelhart, Hinton 和 William 提出了最有影响的的多层网的 BP(back propagation)学习算法^[48],解决

了多层感知器的学习问题,引起了多层网研究和应用的热潮.虽然,Rosenblatt 在 1958 就提出了感知器(perceptron)模型^[25],但 Minsky 和 Papert 在 1969 年的著作中曾认为多层网受到很多限制.其学习是无效的^[23],因此感知器方法长期只能应用于可调整权值的单层感知器. BP 的基础是一个循环计算程序,计算一个复杂的非线性系统当某些中间参数(权值)变化时其输出如何变化;中间参数的调整是沿着输出状态接近希望输出的方向进行的,所以, BP 可看作是以系统的实际输出与希望输出的差别为测度的梯度下降方法^[19].

神经网络研究的另一个重要领域是认知模型研究. Rumelhart, McClelland 和 PDP 研究人员,在 1986 年出版了两卷重要的论文集:并行分布式信息处理(parallel distributed processing)^[46,47],提出了称为连接子(connectionist)的计算模型,并已发展成一种重要的替代传统的基于符号处理的认知模型.很多研究学习问题的连接子方法可看作是利用层状的非线性模型的统计方法,其目的是为了实现易控制的、近似的 Bayes 推理,因为真正的 Bayes 推理是难控制的,一般要求指数级的计算量;现在的许多语言识别技术正是建立在这种有隐变量的复杂统计模型基础上^[53].关于连接子模型在认知计算方面的研究现在仍在进展之中.

在神经网络研究中,无论是网络的集体计算能力、稳定性分析、联想记忆和学习等理论研究,还是模式分类等各种应用研究,大多数方法通常都属于分析性的方法,例如建立在动力学方程的基础上;这些方法虽具有很多优点,但是它们在研究神经网络运行的逻辑意义方面则显得不足,不能解释认知心理学的数据,例如,逻辑知识在神经网络中是如何表达的?神经网络是如何进行逻辑推理的?因此,必须研究神经网络的逻辑推理机制. Feldmann 在结构神经网络研究中已表达了神经网络要与推理相结合的观点^[100],然而他所说的推理是指数据结构中的推理方式,并不是神经网络本身的推理行为;还有一些将推理与神经网络相结合的课题也是局限于研究神经网络能够实现哪些传统的逻辑推理^[8~11,14],

或者用传统的推理方法如何表达神经网络中的知识;如 Touretzky 和 Hinton 等研究显式规则如何用一组神经元进行分布式表示^[51],Fu 等人研究用符号逻辑和规则来描述神经网络中的知识^[13].由于这些方法不是注重于研究神经网络本身隐含的逻辑规律,所以类似的研究并不能有效地揭示神经网络内在的逻辑推理机制和计算原理.

在脑的高级功能研究方面,目前也迫切需要一些能解释神经系统和神经结构运行的逻辑含义的新方法.近几十年来,神经科学在生物、生理、分子物理和知觉等研究领域取得了很多成果^[74~84],人们对膜、突触和神经元的认识更加深刻,但是这些成果与解释人脑的高级功能到底有什么关系?人们确实需要创立一系列新方法将神经元的兴奋和抑制、连接的兴奋型和抑制型等概念与脑的高级功能之间沟通起来,这些新方法可能蕴藏着本质上崭新的原理^[168].

通过研究神经网络分布式结构特点,采用与之相适应的逻辑分析方法来研究神经网络表示分布式逻辑和执行分布式推理的规律,是对神经网络研究的一个新的尝试.本书的研究工作之一就是在这一思想指导下进行的.

0.2 逻辑推理研究及存在问题

推理活动是人类智能的基本体现,是心理学中的一个古老的课题,在人工智能和认知科学领域推理研究受到广泛重视,几十年来有了长足的进展.

在人工智能领域,由于标准逻辑的推理是确定性的和单调的,难以适应复杂的自然问题;所以从 20 世纪 70 年代起人们展开了非标准逻辑的推理研究^[188],内容主要有非单调推理,不确定推理,常识推理等.在不确定推理研究中,1976 年 Shafer 提出了证据理论^[104],1978 年 Zedeh 提出了模糊逻辑^[105];非单调推理的概念是 1975 年由 Minsky 提出的,非单调推理是不断提出新假设,然后

进行标准逻辑下的推理,寻求不一致性,再反馈消除错误的假设和影响,进而再提出新假设的过程^[183]。

基于约束的推理方法近年来受到重视^[1~4,6],因为很多智能问题可看作是约束的满足问题;但是,一般的基于约束的推理方法在网络有解时是有效的,而对于不一致网络却是失效的;例如,Allen 提出的时态推理^[6]不能适应不一致的网络;解决这个问题的办法之一是放松某些约束^[1],将网络求精确解转变成求近似解(almost solution);例如 Guesgen 和 Hertzberg 采用约束松弛技术来求解时态推理问题^[3],这种方法虽然将时态推理问题转化为一个优化问题,并认为需要多层网络结构和大规模并行实现,但松弛约束的方法并不能求解包含矛盾的问题,文^[3]中也未讨论神经网络的推理机制,仅是将 Boltzmann 机作为求组合优化的一种工具.本书将研究能求解包含矛盾的问题的推理方法。

虽然 AI 和认知领域的推理研究取得了很多进展,但在揭示神经系统的推理原理方面仍显得不足,存在许多问题,表现在以下几个方面:

1. 推理和知觉分离:传统推理理论未涉及人类的早期或初级的感知活动,如视觉、听觉等.原因在于推理经常被误认为是只属于人类的高级智能活动,是描述人类有明确意识的逻辑思维,从而限制了研究的范围。

2. 依据抽象规则的推理(rule-based reasoning)受到挑战:在众多情况下大脑推理所依据的规则是含糊的、不定的和难以表达的^[186,196].人类的许多判断经常是追究不出确切原因的,不能明确原因和结果之间的关系.其中的道理是:判断是依据众多推理的综合,每个推理的地位均匀;即没有一个推理是处于支配地位的,因此称为弱推理^[181];推理过程没有单一的和明确的因果关系.传统的不确定推理概念并不能描述这类问题。

3. 传统的依据规则的推理结构缺少柔韧性和鲁棒性,自组织、自适应能力差.根据神经系统的特点^[29,30,77],神经系统的推理规则应具有柔软性;推理过程应具有容错性;推理结构应是动态可变

的:这种结构变化不应是事先编程的,而是依据知识对环境的反应和自适应动态过程.

4. 神经系统是怎样进行推理的? 它的基本方式和原理是什么? 这是长期以来诱人且迷惑的问题. 因为人的大脑毕竟是神经系统,但是传统的推理理论和神经系统的结构却缺乏联系,不能不说是一件憾事.

5. 神经系统的信息表示和知识处理是分布式的^[46,193,181],神经网络的推理是一种分布式推理(distributed inference);那么分布式推理的知识是如何表示的? 是怎样被处理的?

在视觉计算中分布式推理的基本思想事实上已经有许多应用,例如 Grossberg 等人建立的边界轮廓系统中的共线共振机制^[55~64];Rosenfield 等的松弛法^[136]等.但是他们却都没有提出和建立分布式推理理论.因此,研究并建立神经网络的分布式逻辑推理理论已成为迫切需要.

研究神经系统的推理机制的动机并不是新的.例如在 1986 年出版的 PDP 专著中,Hinton,McClelland 和 Rumelhart 已经表达了分布式推理的思想.然而,这个领域的研究却进展不大,因为连接子(connectionist)网络的推理概念比较含糊,不像传统推理那样明确;它的原理、特点和作用不易表达清楚,并且不易和传统推理区分,因此,许多利用神经网络进行推理的方案^[8~11]仍属于传统推理概念,并不是分布式推理.关于神经系统中的推理目前存在两种观点的争论:一种认为神经系统的结构中没有表示规则的结构,也没有或缺少无意识推理(inference)^[187].但 Smith 等人的一系列研究证据表明^[186]:求解日常生活中的很多问题时都要使用各种不同的隐式规则,即采用无意识推理.另一种争论观点认为连接推理是置信水平在网内的传播^[7,9,189],即将结点看作是表示假设,结点的输入看作是网络其他部分提供的证据(evidence),结点的势可看作是输入证据在证据结合规则下产生的结果(result).但这种观点对推理的概念仍表达不清,特别是缺少对连接推理的分析手段.传统的神经系统分析是广泛采用动力学方程法,这种方法存在的

主要缺陷是不适宜推理机制和逻辑知识的表示。

我们认为推理并不是孤立存在的,这是由神经系统的自完备性决定的。从结构来看,推理和判决不可分割。或者说,推理的基点和结果均是必须考虑的内容。在传统推理中,推理的基点是作为假设,但神经推理则不能;从机制来看,推理和矛盾并存,类似于意愿和现实之间的辩证关系,并且这种关系将作为系统运行和推理结构的自适应动态变化的根源和动力。如果忽视了矛盾则不能全面刻画推理的意义。将推理单独讨论的传统方式必然无法将分布式推理问题和原理表达清楚。根据神经系统分布式信息处理的特点,本书将推理、判决和控制综合成一体,从而提高网络求解问题的能力。本书将神经网络的分布式推理简称为神经推理(neural inference, NI)。

0.3 神经推理与传统推理的区别

下面将神经推理(NI)和人工智能中的传统推理做一个比较:

1. NI 是一个开放的连接子推理(connectionist inference)系统,其中包括判决(decision making)、推理(inference)和控制(control);NI 的最显著的特点是动态性和自完备性。

2. 传统推理针对的是人类有意识的逻辑推理活动;NI 针对的是人类无意识或弱意识的逻辑推理活动(如知觉过程)。

3. 传统推理的典型方式是将一个概念(无论它是多么大和多么复杂)集中表示在一个符号中,研究这些符号之间的序列推理机制,将求解的思路镶嵌在序贯操作的推理规则之中;NI 是将概念微分成许多基本因素进行分布式动态表示,且概念越复杂,参与表示的因素就越多;将求解的原理分布在各要素之间,讨论众多基本因素之间的大规模并行的、分布式和择优的相互弱推理。

4. 传统推理是从原因到结论的强推理^[182,183,8](也可存在一个肯定系数 $\gamma \in [0,1]$),因此可以从结论导出产生的原因(reasoning);而 NI 的结论是由众多推理结果的优势决定的,因此每个推

理是弱的,它不能肯定现实,但绝不能用肯定系数来表示;即推理难以追究结论的明确原因,没有简单的因果关系。

5. 弱推理的基本性质是推理结果和实际不一定一致,这就引出了推理结果与现实状态之间(弱)矛盾和矛盾(弱)动力的概念。矛盾驱使判决系统动作,是系统运行的根本动力;同时也是依据知识对当前环境的判断,控制和指导推理结构的变化。

6. 传统推理中的规则和矛盾均是刚性的:发出强约束;NI 中的规则和矛盾是柔性的:发出弱约束。NI 中矛盾具有劣势和优势的两种动态性质:仅当处于优势的矛盾才发出强约束,具有使系统产生动作的行为。

7. 对于非单调推理的回溯过程,NI 是采用反馈控制方式,这样既能实现择优又能嵌入策略,使回溯成为动态的和自组织的过程。因此 NI 中的推理是反馈式的、受控的。

8. 推理规则和控制策略均是知识。在 NI 中这两种知识的使用是不可分的:不仅强调利用知识进行推理,而且还强调利用矛盾控制推理结构变化的策略,强调这两种过程的结合,以实现推理结构的自组织动态变化,提高对复杂环境的自适应能力。例如,NI 强调不同推理规则的适用环境,如“小鸟 $\rightarrow$ 会飞”和“鸵鸟 $\rightarrow$ 不会飞”均是正确的推理规则,只是应用的场合不同;每种规则均是在特定的环境下成立的,如果不区分规则的适用范围进行应用就会产生矛盾。

9. NI 的机制和过程具有生物学基础,例如连接的控制机制对应于生物系统中突触的控制机制^[77]。

神经网络的分布式推理(NI)与 AI 中的传统推理的区别如表 1 所示。这两种推理形式若用结构描述则如图 1 所示。

在图 1 中,传统推理形式前提和结论是明确区分的,分别用 i 和 j 表示(如图 1(a)所示);前提有外界输入,一旦前提得到认可,则立即能推断出结论 j 。这种推理方式适用于描述知识水平的推理,即是针对假设已知某些知识(前提)然后进行推理,并不能表明实际的情况是怎样的^[196];然而 NI 的推理却不同,NI 中前提和结